

ビジョンセンサと触・近接覚センサを用いた 深層強化学習による物体把持戦略の獲得

60200127 山田貴哉

発表日 2019 年 11 月 21 日

1 先生質問

1.1 (中嶋先生) 近接覚, 触覚センサは似たようなものを感じるが, どのように線引きするのか

近接覚センサは物体とハンドとの距離を計測し, 触覚センサはハンドにかかる圧力を計測するため, 明確な違いがあります. 近接覚センサは把持前の把持位置調整や障害物回避に用いられ, 触覚センサは把持後の力の調整や把持の安定性の確認に有効だと考えています.

2 学生質問

2.1 マルチモーダル学習の前例はあるのか

もちろんあります. 深層強化学習によるロボット制御の最近の研究では, 視覚と触覚のモーダル情報から行動を学習する例がいくつかあります.

2.2 どのような形状・材質の部品でも部品の情報なしで把持することは可能か

学習時に様々な形状・材質の物体をランダムに用意することで, 多種多様な物体に対する把持戦略を獲得する可能性があります.

2.3 PC の大まかなスペックについて

メモリ 32GB, GeForce GTX 1080Ti を搭載したマシンで学習しました.

2.4 CNNはDQNに必要な特徴量を抽出できるのか、またどのように行

動を導出するのか

CNNを用いることで、エージェントが高く評価する画像における状態の特徴量の抽出の仕方を学習します。例えば、ロボットや物体の位置などの特徴量を抽出し、行動の学習を行います。DQNは、特徴量を抽出し、高い報酬を得られる状態に遷移する行動の仕方を学習します。

2.5 ビジョンセンサの位置の変更や、複数搭載により死角をなくすことが

できるのではないのか

ビジョンセンサの位置の変更や、複数搭載により死角を減らすことはできます。しかし、把持直前の段階のハンドによる自己遮蔽や、狹隘空間での障害物による遮蔽を避けることは難しいと考えられます。

2.6 マルチモーダル学習とは、複数センサの情報を今のネットワークの構

造に入力するわけではないのか

それぞれのセンサの特徴量を抽出するネットワーク(画像の場合CNNなど)を用意し、得られた特徴を統合して1つのネットワークに入力します。そのため、近接覚、触覚の情報の特徴量を抽出するためのネットワークを構成する必要があります。

2.7 なぜDQNは連続制御に不向きなのか

DQNの学習を際に、取りうる行動の価値をそれぞれ求め最大の価値をとる行動を選択する必要があります。連続制御の場合取りうる行動が無数にあり、行動価値の最大値を求めるのが困難になります。

2.8 DQNより良い方法として、どのようなものが考えられるか

Deep Deter-ministic Policy Gradient (DDPG)や Trust Region Policy Optimization(TRPO)など、様々な手法が提案されています。今後、どのように手法を用いるか検討する予定です。

2.9 計算に数日かかっても問題ないのか

計算時間は速いに越したことはないですが、最終的に学習した戦略を用いて動作を行うため、問題ありません。

2.10 把持後の部品の姿勢に要求はあるのか

現在、部品をどのような姿勢へ遷移させるのかということは検討していません。

2.11 センサを用いた場合の報酬の与え方について

例えば、把持前の各指と物体との距離が一定となっているか、把持後に各指にかかる圧力が一定になっているか、といったことを報酬として設計しようと考えています。

2.12 ロボットハンドの機構設計を深層強化学習によって行えないのか

詳しくは存じないのですが、ロボットの構造(足の長さなど)を同時に学習する研究を見たことがある気がします。

2.13 3つのセンサを選ぶ理由

まず、ビジョンセンサはロボットや物体の位置など、多くの情報を状態として観測することが可能なため、学習に有効です。また、物体との接触が多い動作において触覚情報は重要な情報になると考えられます。しかし、触覚センサは一定以上の圧力が作用しないと機能しないものが多く、対象物体が変形しやすい場合や壊れやすい場合には適用が難しくなります。ビジョンセンサにおいても、把持直前には自己遮蔽が起きてしまい、画像情報の欠落が起きます。そこで、視覚と触覚を補完するものとして、近接覚センサを用いてハンド表面と物体間の距離を計測します。